Modern Management 现代管理, 2019, 9(5), 672-676
Published Online October 2019 in Hans. http://www.hanspub.org/journal/mm
https://doi.org/10.12677/mm.2019.95082

Hans汉斯

Application of Retail Linkage Map in Anti-Fraud Scenario

Xiaoyan Zhang[1,2], Hui Qiao[3]

[1]Postdoctoral Mobile Station of Applied Economics, Nanjing University, Nanjing Jiangsu
[2]Post-Doctoral Scientific Research Workstation, Bank of Jiangsu, Nanjing Jiangsu
[3]Risk Management Department, Bank of Jiangsu, Nanjing Jiangsu
Email: 13951775124@163.com

Received: Sep. 30th, 2019; accepted: Oct. 17th, 2019; published: Oct. 24th, 2019

Abstract

With the development of Internet in financial industry, new means of financial crime and fraud emerge endlessly, and have evolved from individual fraud in the past to large-scale organized gang fraud. Compared with individual fraud, gang fraud will not only cause huge economic and credit losses to financial institutions, but also make financial institutions face severe punishment from the regulatory authorities. Retail Linkage Map is an innovative technology that integrates big data, graph mining and artificial intelligence to realize prevention and control of group fraud risk in retail business scenarios. To a certain extent, it can improve the efficiency of big data utilization, enrich anti-fraud modeling methods, and improve the effect of supervised learning model. It can be applied to the anti-fraud of online loan application groups, the excavation of abnormal groups after lending funds, the recognition of credit card maintenance cash, the identification of wool groups in marketing activities and the identification of money laundering groups.

Keywords

Linkage Map, Retail Business, Gang Fraud

零售关联关系图谱在反欺诈场景中的应用

张晓艳[1,2]，乔　辉[3]

[1]南京大学应用经济学博士后流动站，江苏 南京
[2]江苏银行股份有限公司博士后科研工作站，江苏 南京
[3]江苏银行股份有限公司风险管理部，江苏 南京
Email: 13951775124@163.com

收稿日期：2019年9月30日；录用日期：2019年10月17日；发布日期：2019年10月24日

文章引用: 张晓艳, 乔辉. 零售关联关系图谱在反欺诈场景中的应用[J]. 现代管理, 2019, 9(5): 672-676.
DOI: 10.12677/mm.2019.95082

摘　要

随着互联网在金融行业的发展，金融犯罪和金融欺诈的新手段层出不穷，并已由过去的单兵作战演变成有规模、有组织的团伙欺诈。相对于个体欺诈，团伙欺诈不仅会对金融机构造成巨大的经济和信誉损失，严重的还会使金融机构面临监管部门的严厉处罚。本文指出零售关联关系图谱是融合大数据、图挖掘和人工智能以实现零售业务场景团伙风险防控的创新技术，在一定程度上能够起到提升大数据利用效率、丰富反欺诈建模方法、提高有监督学习模型效果等作用，能够应用于网贷申请团伙反欺诈、贷后资金异常团伙挖掘、信用卡养卡套现识别、营销活动中薅羊毛团体识别以及洗钱团伙识别等场景。

关键词

关联关系图谱，零售业务，团伙欺诈

Copyright © 2019 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

近年来，云计算、大数据、人工智能等新技术推动了技术与金融的相互融合、相互渗透，开启了波澜壮阔的商业变革和金融创新[1]。同时，随着互联网在金融行业的发展，金融犯罪和金融欺诈的新手段层出不穷，且趋于科技化、专业化、规模化，也更具有隐蔽性，并已由过去的单兵作战演变成有规模、有组织的团伙欺诈，严重制约了互联网金融行业的健康发展[2]。相对于个体欺诈，团伙欺诈不仅会对金融机构造成巨大的经济和信誉损失，严重的还会使金融机构面临监管部门的严厉处罚。因此，相应的反欺诈技术也必须要随之革新和升级。

互联网的发展促进了人与人之间的关系，而人与人之间的关系又往往可以反应出一个人的社会属性，如社会阶层、消费水平、欺诈属性等。如何从用户的申请、交易、点击甚至是浏览行为产生的海量数据里挖掘出其社会关系，以支持不断创新和扩充的零售业务的风控反欺诈，已成为银行的核心竞争力之一。在金融行业中，数据是非常重要的资源，利用基于关联关系的知识图谱概念，可以突破现有关系型数据库的限制，更高效、精准、迅速地获得数据带来的价值[3]。

2. 银行欺诈风险新特征

2.1. 欺诈风险呈现线上化趋势

通常，欺诈者会使用包括盗卡、伪造卡片、钓鱼或发动社交网络攻击等多种欺诈技术进行身份盗窃。随着网上银行、手机银行以及直销银行等逐渐成为银行获取零售用户的主要途径，移动应用和随时转账等创新在线服务成为银行之间竞争的新方式，银行在追求更多在线产品和更好客户体验的同时，却也给新型的欺诈方式有了可乘之机。

2.2. 欺诈风险主体从个体欺诈转向团伙欺诈

线上欺诈的难点在于匿名性与工具的多样化。因此，欺诈者通常会使用大量的欺诈账户来获得非法收益，单个账户的窃取金额都较小，但总量却十分巨大。欺诈者为了保持隐匿性，会创建多个欺诈性账

户，使用先进的黑客工具(如云托管基础架构、匿名电子邮件、虚假 GPS 定位、匿名代理、移动设备劫持等)窃取大量账户。孤立来看，单个账户更容易通过系统的检测，而如果通过关联关系识别团伙的潜在关系，则会较容易识别单个客户正常但一群客户却存在欺诈风险的情形。

3. 零售关联关系图谱概述

关联关系图谱指由节点(实体)和节点之间错综复杂的关系构成的拓扑网络。所谓复杂关系就是基于时空数据、地址数据、人物数据构成的庞大的人－人关联、人－物关联的关系网络。关联关系图谱构建就是确认节点(实体)、关系(边)及权重，并基于动态 Schema 构建关系网络图的过程。节点(实体)包括但不限于：手机号码、身份证、银行卡、设备、地址、IP 等，关系(边)包括但不限于：家庭关系、担保关系、资金往来关系、设备关联关系、手机关联关系、家族关系、同事关系等，权重高低则依赖于关系强弱。零售关联关系图谱是融合大数据、图挖掘和人工智能以实现零售业务场景团伙风险防控的创新技术，目标是建立零售客户全业务生命周期画像、客户关系画像，识别具有团伙性质的欺诈申请、贷后资金异常、养卡套现、洗钱、薅羊毛等风险。在业务数据层面，关联关系图谱能够打通零售业务场景下的网贷申请、渠道、风控、审批、合同、放贷、日常交易、贷后行为全业务生命周期的零售客户数据。在数据组织方式层面，关联关系图谱有别于传统数据集市，其通过从业务数据中抽象实体和关系，以关系网络的形式重新组织业务产生的数据，构建复杂的人(身份证)、设备、手机号码、银行账户、业务订单和地址等实体之间的关系。基于构建的零售关联关系图谱，借助图论、图数据挖掘和图深度学习算法，对关联图谱中的关系网络进行拓扑结构分析、团伙发现、异常团伙挖掘、相似团伙挖掘、风险传播，以识别具有团伙性质的欺诈风险[4]。

4. 零售关联关系图谱在反欺诈中的作用

4.1. 防控团伙性欺诈行为

当前银行的大部分欺诈风险检测以个案为主，如判断一笔交易或者一个账户的欺诈和洗钱风险，对威胁更高的团伙性欺诈和洗钱风控建设不足。团伙性欺诈和洗钱一般涉及多个银行账号、客户和设备协同作案，在单笔申请、交易或者单个账户视角并不能看出任何风险，但是在建立多维度、多属性关联关系(如账号交易关系、设备账号关系、担保关系、客户账号关系等)后，欺诈团伙往往呈现出明显的异常模式子图，并且已知的风险可通过关联关系进行传播扩散，以发现更多风险关系和节点，而基于构建的零售关联关系图谱能够有效识别欺诈团伙。

4.2. 提升大数据利用效率

目前金融科技较为领先的银行，大都完成或正在进行大数据建设工作，系统上具备支持大数据的分布式计算、存储能力，业务上通过建设数据仓库、数据集市，以支持业务的分析挖掘工作。但这些数据都以数据表的形式、按数据库的关系数据模型组织业务数据，这类数据格式虽然有利于数据报表类的分析，但是对业务中涉及的多种实体、网络状的复杂关系进行展示和分析比较困难。零售关联关系图谱通过图数据库系统索引关联网络，提供高效的关联网络信息检索服务，并借助关系网络可视化技术，将检索的复杂关系进行可视化展现。

4.3. 丰富反欺诈建模方法

当前反欺诈风控以基于流计算的规则策略和有监督机器学习模型为主。而基于流计算的规则策略属于专家经验的应用，而非从数据中学习模型参数，其泛化能力较差且上线后效果衰减快；此外，受内存限制，历史数据不能充分被利用计算策略中的统计指标。有监督学习模型则对数据样本的打标要求较高，

在正负样本不平衡的情况下，有监督学习类型的模型效果较差，且不稳定；由于反欺诈场景中欺诈样本非常稀缺，且打标欺诈样本成本也较高，所以有监督学习模型直接应用在反欺诈场景的效果将大打折扣。

而图算法和半监督学习算法能为反欺诈建模提供一类新的方法。图数据挖掘算法一直是数据挖掘学术界发展火热的领域，有大量分析方法和图算法可以借鉴，以发现关联网络中的异常风险，如社区发现算法(Louvain、LPA 聚类、Clique)、节点重要性算法(PageRank、Hits)，而近几年最新的学术成果将深度学习算法应用到图数据中，产生了 Node2vec、Struct2vec、GNNs、GCNs 等图深度学习算法。这些算法基本假设图数据中没有标签数据，从图的自身结构中学习图的特征，可用于异常结构的检测中。而图的半监督学习算法(LPA 分类、Belief propagation、GCNs)可以利用少量欺诈节点标签，结合图的关系结构信息，概率推断其他节点实体的欺诈概率。总体来说，图算法和半监督学习算法可以作为规则策略和有监督学习的互补方案，补足这些方法的短板。

4.4. 提高有监督学习模型效果

零售关联关系图谱可以在评分卡模型和反欺诈模型构建时提高有监督学习模型的效果。关联图谱可基于无监督学习假设的图算法，挖掘异常团伙。经人工确认的异常团伙涉及的样本，可批量标记为黑样本，在有监督学习模型中使用。该批量打标方法可有效提高黑样本打标效率。此外，在进行关联网络挖掘时，团伙会被定义大量团伙特征，团伙特征可以作为团伙内单个实体或事件的特征，用于有监督学习建模中。如网贷申请反欺诈建模中，可以将申请手机号所在团伙的团伙特征，作为此次申请进件特征的一部分，输入到下游的有监督学习模型中。

5. 零售关联关系图谱在反欺诈中的应用场景

零售关联关系图谱主要应用于网贷申请团伙反欺诈、贷后资金异常团伙挖掘、信用卡养卡套现识别、营销活动中薅羊毛团体识别以及洗钱团伙识别等场景。

5.1. 网贷申请团伙反欺诈

网贷产品由于脱离客户经理面对面审核，是欺诈风险较高的贷款产品，其中团伙性欺诈危害更甚。网贷申请团伙是指一个或多个网贷申请人利用一批个人资料(自己、亲属、朋友或黑色购买的他人资料)，多次申请网贷产品。该贷款团伙往往具有骗贷风险，给银行造成直接损失；或者贷后将资金聚集到一人使用，变相增加个人的授信额度，造成逾期风险增高。关联关系图谱根据申请人在申请设备的行为数据、申请资料构造关联网络，根据设备、手机号、公司、时空信息(申请时间、地理位置)等维度建立申请设备、申请资料的关联关系，能够从大量申请进件中发现聚集行为的团伙。

5.2. 贷后资金异常团伙挖掘

网贷的贷后阶段会出现资金归集风险，该风险属于团伙性风险的一种。资金归集现象发生的背后原因往往是贷款中介包装的贷款、私款公用、亲友间拆借用于投资以及银行员工为完成任务指标的作弊行为所导致。其中，经贷款中介包装的贷款申请，欺诈风险相对较高；私款公用、亲友拆借等行为，一旦整体经济环境不好，逾期风险迅速增高；银行员工作弊行为会造成业务运营数据不准确，实际利润减少。关联关系图谱中包含的资金交易数据的挖掘，借助于规则或模型能够识别图谱中异常的资金交易行为和异常交易团体。

5.3. 信用卡养卡套现识别

信用卡养卡套现是指欺诈团伙以真实身份或非法渠道获取的身份办理多张信用卡，并正常使用一段时间，该时间内一切还款行为正常，待额度提升之后，选择套现。在发生套现之前，银行依靠现有单客

户反欺诈规则无法识别，并且大都是团伙作案，最终导致银行大量资金损失。养卡套现团伙往往都与黑商户沟通，正常养卡阶段，消费的商户相对固定，而通过遍历关联关系图谱的方式，能够基于上述行为特征建立关联关系图谱，识别养卡套现团伙。

5.4. 营销活动中薅羊毛团体识别

薅羊毛行为是指一些群体专门收集各类渠道的营销活动，并以低成本或零成本获取营销活动的优惠或物质，而这些群体被称为羊毛党。营销活动的主要目的是为了吸引目标顾客，最终培育成自己的客户，由于羊毛党的存在，营销活动承担了高成本，但无法获得营销目的。羊毛党为了低成本薅羊毛，多以同一设备登录多个账户，进行薅羊毛行为。通过申请设备的唯一性特征建立关联关系图谱，能够识别营销活动中的薅羊毛团体。

5.5. 洗钱团伙识别

2003 年中国人民银行颁布的《金融机构反洗钱规定》对洗钱的定义是：将毒品犯罪、黑社会性质的组织犯罪、恐怖活动犯罪、走私犯罪或者其他犯罪的违法所得及其产生的收益，通过各种手段掩饰、隐瞒其来源和性质，使其在形式上合法化的行为。洗钱属于犯罪行为，影响金融秩序稳定，监管机构要求各商业银行必须加强配合反洗钱工作。洗钱团伙的最本质特点在于资金流向的异常，一般分为资金流向形成闭环、多账户资金汇集到一个账号两种情况。基于账户行为建立关联关系图谱，能够有效识别异常资金关系网络。

参考文献

[1] 邢桂伟. 依托大数据技术构建商业银行智能风控体系[J]. 中国金融电脑, 2018, 349(8): 21-24.

[2] 胡鹏飞. 金融科技在互联网金融行业性风险防范领域的应用[J]. 大数据, 2018(1): 117-123.

[3] 姜渊, 黄桦, 赵奕. 知识图谱在金融行业的应用展望[J]. 金融电子化, 2016(9): 87-87.

[4] 北京顶象技术有限公司. 顶象智能风控助力江苏银行金融反欺诈[EB/OL]. http://cn.dailyeconomic.com/roll/2019/02/18/45437.html, 2019-02-18.